

Transformaciones ambientales en interfases antrópicas. Análisis del área metropolitana de Córdoba a través de Google Earth Engine

Yuliana Céliz¹, C. Emilio Maidana²

¹ becaria doctoral CONICET. Observatorio de agricultura urbana periurbana y agroecología-
OAUPA-INTA AER Córdoba.

<https://inta.gob.ar/paginas/observatorio-o-aupa>

² becario doctoral INTA-CONICET. EEA Mercedes. Corrientes

<https://inta.gob.ar/mercedes>

Palabras Claves: cambios de coberturas, usos de suelo, entorno automatizado, imágenes satelitales, clasificación de interfaces, NDVI, NDBI, BRBA, NBAI, BSI.

1 Introducción

La expansión de las ciudades ha dado cuenta de un significativo aumento de la superficie construida. Más del 80% de la población latinoamericana vive en ciudades [1] y en el caso argentino, un 90% [2]. Este proceso, tanto en ciudades grandes como intermedias adquiere características de metropolización¹. En este contexto las interacciones entre sistemas naturales y sociales se desarrollan con mayor intensidad en el área de interfase entre el uso de suelo urbano-natural [3] y el urbano-rural [4]. El estudio de los cambios en el uso del suelo tiene un rol fundamental para el ordenamiento territorial de estas áreas. Estas dinámicas se estudiaron en la región metropolitana de Córdoba (RMC) definida por la ley 9841 [5] y, dada la magnitud del crecimiento urbano de los últimos 30 años sobre ecosistemas contiguos [6], [7]. El abordaje de esta temática, a partir de trayectorias temporales del territorio mediante sensado remoto (SR), se consolida como una herramienta esencial en la generación de bases de datos a gran escala. Sin embargo, en la mayoría de los casos los procedimientos se aplican en áreas netamente rurales, naturales o urbanas. El trabajo de interfase plantea la necesidad de ajustar parámetros de clasificación de diferentes coberturas que, en muchos casos son incompatibles en la obtención de una respuesta espectral. Frente a esta problemática y una amplia disponibilidad de información satelital, se eligió una plataforma de base web -o entorno automatizado- para el análisis geoespacial. Este trabajo se realizó con *Google Earth Engine* (GEE) [8], dada a su capacidad para llevar a cabo agregaciones espaciales y temporales simultáneas sobre colecciones de imágenes completas. El objetivo general fue analizar su potencial para la detección de cambios de coberturas y usos del suelo en

¹ La metropolización es un proceso geopolítico, económico y social con expresión territorial en el que una ciudad capital, por lo general, se constituye como polo atractor de población y nodos urbanos menores, generando redes territoriales que exceden el ejido urbano. Este proceso se expresa, generalmente, como la dispersión del uso de suelo urbano de baja densidad, a través de autopistas y, alternados con parches de usos rurales y naturales.

el área de RMC, para una primera aproximación a la transformación de ambientes frente a la dinámica de avance de la frontera urbana.

2 Materiales y Métodos

Para el área de estudio se utilizaron imágenes de la colección Landsat 5TM (NASA) para 1987 y Landsat 8OLI (NASA) para 2017, las cuales se filtraron por presencia de nubes. Se obtuvieron 3 escenas para 1987 y 5 para 2017. Para este último, 2 de las escenas son de invierno y se incluyeron dado que aumentaban la exactitud final. El trabajo se organizó en tres etapas. En primer lugar, se realizó una clasificación supervisada con software tradicional para estimar avance urbano. Esta clasificación se utilizó para la comparación de resultados con GEE. En una segunda etapa, se corrieron las clasificaciones para identificar ambientes en GEE y el análisis de cambios de coberturas mediante una matriz de cambios y transiciones [9]. La tercera etapa consistió en contrastar los resultados obtenidos con clasificaciones y datos en trabajos precedentes.

Tabla 1. índices utilizados en la estimación de ambientes y área urbana

RMC 1987	NDBI=SWIR1-NIR/SWIR1+NIR NDVI= NIR-Red/NIR+Red
RMC 2017	BRBA= Green/NIR NBAI= (SWIR2-NIR/Blue)/(SWIR2+NIR/Blue) BSI={ (SWIR1+Red)-NIR+Blue } / { (SWIR1+Red) + (NIR+Blue) } NDVI= NIR-Red/NIR+Red

En la primera etapa, mediante un procesador tradicional, se calcularon índices de área urbana NDBI [11] para 1987 y para 2017, agregando bandas 2, 6 y 7, se calcularon BRBA, NBAI y BSI [12] y se obtuvo una imagen *raster* binaria (área urbana-área-No-urbana) para cada año analizado. Los índices utilizados responden a las diferentes composiciones de bandas de Landsat (5TM y 8OLI), y la adaptación de la respuesta espectral esperada. El clasificador utilizado fue Maquinas de soporte vectorial[10] (SVM en inglés), dada la fiabilidad de respuesta en clasificaciones binarias de este algoritmo. Durante la segunda etapa, se definieron ambientes principales y sus clases: (a) **urbano**, (b) rural, dentro del cual se clasificaron **agrícola 1** y **agrícola 2** y, (c) natural cuyas clases fueron: **bosque** y **arbustal-pastizal**. Se automatizaron en GEE, por un lado, el cálculo de áreas urbanas mediante los índices propuestos (Tabla1) para 1987 y 2017. Por otro lado, y con el objetivo de potenciar la respuesta funcional en áreas naturales y rurales, se crearon imágenes multibanda en las que cada banda correspondía al índice calculado. Para 1987 se utilizó el índice vegetal de diferencia normalizada (NDVI) y sus componentes, NDVI promedio, NDVI máximo y sumatoria de NDVI. Para el año 2017 además de los anteriores, se agregaron NDVI promedio y NDVI máximo para imágenes de invierno. El algoritmo utilizado fue *Random Forest*[13] y la geometría para las muestras fue de puntos. En el ambiente natural los puntos pertenecen a trabajos previos [14]. Para el rural, se compatibilizaron datos de encuestas a productores del área norte-sur y trabajos previos. Los puntos utilizados para 1987 se localizaron a partir de imágenes de alta definición. Del set de datos resultante se utilizó el 40% para entrenamiento y el 60% restante para validación. Finalmente se construyeron los mapas

(Fig.1) y la sistematización de resultados se realizó a partir de una matriz de tabulación cruzada[9] que permitió analizar las transiciones más relevantes entre clases. Se cotejaron los resultados con trabajos previos y clasificaciones de software tradicional para el caso de área urbana.

3 Resultados y Discusión

Se evaluó la exactitud global de cada mapa, obteniéndose un 88% para 1987 y 85% para el año 2017. El coeficiente *Kappa* estimado para 1987 y 2017 un valor de 0.82.

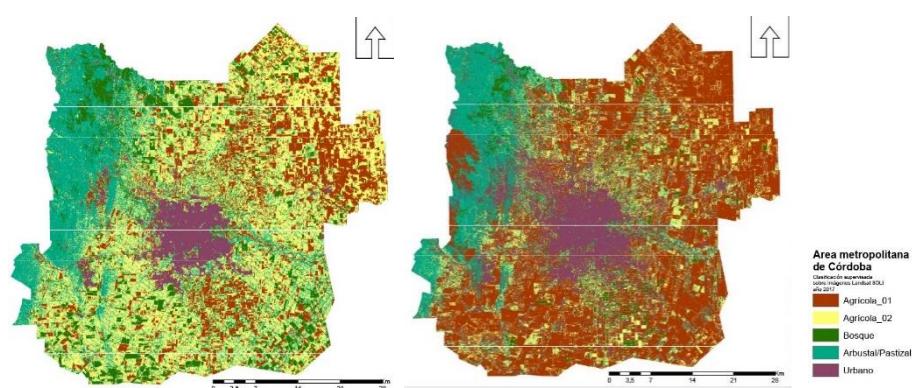


Fig. 1. Mapa de clasificación de ambientes de RMC con GEE. Año 1987 (izq.) Año 2017(der.)

Tabla 2. Matriz de tabulación cruzada. En la diagonal principal se observan las superficies por clases que se mantuvieron estables durante la comparación. La fila de ‘cambio por clase’ identifica la superficie total que entre 1987 y 2017 pasó a otra clase. Asimismo, la fila ‘diferencia entre imágenes’ cuantifica la pérdida neta que tuvo cada clase.

1987	Agrícola 1	Agrícola 2	Bosque	Arb.-past	Urbano	Total fila	Total clase
2017							
Agrícola 1	138407	28349	7992	17196	498	192443	192443
Agrícola 2	30015	25339	5002	17272	1569	79198	79198
Bosque	105	63	1314	942	8	2431	2431
Arbustal-pastizal	8269	6360	3709	29700	725	48763	48763
urbano	4672	4764	404	5018	11825	26684	26684
Total por clase	181470	64875	18422	70128	14625	0	0
Cambio de clase	45172	39536	17108	40428	2800	0	0
Diferencia imágenes	8864	14322	- 15991	- 21365	12059	0	0

En el análisis de los resultados se observaron procesos de sustitución. En el caso agrícola, alrededor de 9000 ha pasaron a urbano, mientras que, en el caso de natural, fueron más de 5000 ha. Se verificó la relación entre el crecimiento de la superficie

urbana y la disminución de otros usos de suelo. Estos valores de transición de ambientes indican que la superficie más afectada por la expansión urbana es la rural. Sin embargo, si la misma lectura se realiza en porcentajes por clase, el área natural (bosque y arbustal-pastizal) presenta transiciones en un 65% (57536 ha), mientras que las 9000 ha rurales (agrícola 1 y 2) representan el 34% del total del ambiente.

Dado que el foco de este trabajo era valorar el análisis de cambios de cobertura en un entorno automatizado, se comparó la clase de mayor impacto de transformación (Fig.1) con los resultados de un procesamiento tradicional. Se evaluaron las superficies de la clasificación binaria previa (urbano-No-urbano) con la que incluía todos los ambientes en GEE (natural-rural-urbano).

Table 2. superficie antropizada 1987-2017

	Software tradicional		GEE	
RCM 1987	91% acc.	14798 ha	88% acc.	14625 ha
RCM 2017	90% acc.	21400 ha	85% acc.	26684 ha

El resto de los ambientes fueron evaluados a partir de trabajos precedentes. Para el ambiente natural (bosque-arbustal-pastizal) las superficies obtenidas fueron menores a las referencias previas, esto puede deberse a información temporal proporcionada al clasificador y la variación estacional de áreas naturales serranas. En lo relativo a áreas rurales (agrícola 1 y 2) se decidió no caracterizar la leyenda dada la falta de datos. Sin embargo, en trabajos previos se observó superficies de agricultura extensiva en el cinturón hortícola de la RMC [15], [16], que se mantienen en las clasificaciones con GEE como agrícola 1 en 1987 y 2017. A partir de esto agrícola 2 se asocia a agricultura intensiva. Estos resultados arrojaron la necesidad de ajustar parámetros para mejorar la separación de cultivos. La desagregación de agrícola 1 en dos clases, dado el incremento observado, permitirá inferir mejor el comportamiento de los cambios para el área.

4 Conclusiones

A partir de la clasificación con GEE, se destaca la rapidez de procesamiento, a diferencia de un software tradicional. Los procesos ejecutados tanto en etapa de pre-clasificación como la clasificación de escenas, fueron ejecutadas con independencia de la potencia del ordenador. Asimismo, tanto el procesamiento como el análisis se realizó utilizando la plataforma, la cual es de acceso libre y gratuito. Para este caso particular además de la amplia disponibilidad de información, se utilizó información auxiliar con diferentes extensiones las cuales fueron fácilmente ejecutables en GEE. Si este trabajo se realizará de manera tradicional, el proceso incluiría diversos softwares para teledetección, análisis con SIG y otro software para cambios de cobertura. De esta manera los diferentes insumos no sólo se unifican en un entorno automatizado, sino que, además, no se requiere el pago de licencias. Otra de las ventajas relevantes de este procedimiento es la posibilidad de automatizarlo y contar con un código que pueda realizar este mismo análisis para otros periodos de tiempo y otros recortes espaciales con mínimas modificaciones. Es importante señalar que la utilización de esta plataforma aumenta ya que presenta una interface amigable que combina el lenguaje de programación *Javascript* con características de software de paquetes cerrados como Qgis, Envi,

IDRISI, etc. Para finalizar, este trabajo se realizó evitando numerosas complicaciones propias de los procesos tradicionales por lo que la valoración final fue positiva. GEE resultó eficiente para el análisis y detección de cambios de coberturas multitemporales de ambientes en proceso de antropización.

5 Referencias

- 1 CEPAL, “La urbanización presenta oportunidades y desafíos para avanzar hacia el desarrollo sostenible,” 2010. [Online]. Available: <https://www.cepal.org/notas/73/Titulares2.html>. [Accessed: 29-May-2018].
- 2 Banco Mundial, “Datos de población urbana,” 2016. [Online]. Available: <https://datos.bancomundial.org/indicador/SP.URB.TOTL.IN.ZS>. [Accessed: 29-May-2018].
- 3 N. Rodríguez and L. Ghermandi, “Análisis general de la interface natural-urbana y de la terminología que la describe,” *Vivienda Ciudad*, no. 3, pp. 67–76, 2016.
- 4 A. Barsky, “El periurbano productivo, un espacio en constante transformación. Introducción al estado de debate, con referencias al caso de Buenos Aires,” *Scr. Nova. Rev. electrónica Geogr. y Ciencias Soc.*, vol. 9, no. 194, pp. 1–13, 2005.
- 5 G. C. Arias and H. O. Campana, “Ley 9841. Regulación de los usos del suelo en la región metropolitana de Córdoba. Sector primera etapa,” *Legis. la Prov. Córdoba*, 2012.
- 6 G. I. Gavier and E. H. Bucher, “Deforestación de las sierras chicas de Córdoba (Argentina) en el período 1970-1997,” *Acad. Nac. Ciencias. Miscelánea*, vol. 101, pp. 4–27, 2004.
- 7 B. Giobellina, “La problemática de los entornos rurales. El caso del cinturón verde de Córdoba,” *Vivienda & Ciudad*, no. 2, pp. 14–19, 2016.
- 8 N. Gorelick, M. Hancher, M. Dixon, S. Ilyushchenko, D. Thau, and R. Moore, “Google Earth Engine : Planetary-scale geospatial analysis for everyone,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 202, pp. 18–27, 2017.
- 9 R. G. Pontius, E. Shusas, and M. Mceachern, “Detecting important categorical land changes while accounting for persistence,” vol. 101, pp. 251–268, 2004.
- 10 E. J. Carmona Suárez, “Tutorial sobre Máquinas de Vectores Soporte (SVM),” 2014.
- 11 Y. Zha, J. Gao, and S. Ni, “Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery,” *Int. J. Remote Sens.*, vol. 3, no. 24, pp. 583–594, 2003.
- 12 P. Mahesh and A. Kapil, “COMPARISON OF LANDSAT 8 AND SENTINEL 2 DATA FOR ACCURATE MAPPING OF BUILT-UP AREA AND BARE SOIL. COMPARISON OF LANDSAT 8 AND SENTINEL 2 DATA FOR ACCURATE,” 2018, no. October 2017, pp. 1–5.
- 13 R. D. Cutler *et al.*, “Random forests for classification in ecology,” *Ecology*, vol. 88, no. 11, pp. 2783–2792, 2007.
- 14 Y. Céliz, “Transformaciones en territorios de interfase. Un aporte a la planificación en Córdoba desde los socioecosistemas,” Universidad Nacional de La Plata, 2019.
- 15 A. Barchuk, L. Suez, and L. Locati, “Distribución espacial del uso de la tierra en la ciudad de Córdoba,” in *El cinturón verde de Córdoba. Hacia un plan integral para la preservación, recuperación y defensa del área periurbana de producción de alimentos*, I. Ediciones, Ed. Córdoba: INTA, 2017, pp. 30–35.
- 16 N. Mari, “Mapeo y caracterización del CV: Dinámica territorial y los procesos de transformación urbano-rural,” in *La alimentación de las ciudades. Transformaciones territoriales y cambio climático en el Cinturón Verde de Córdoba*, 2018, p. 259.